

投資家の横並び行動が株価変動に与える影響について

戸谷 薫^{†1} Zhai Fei^{†1}
Shen Kan^{†1} 北 栄 輔^{†1}

実市場の解析結果から、伝統的ファイナンス理論でよく用いられる効率的市場仮説では説明できない現象が多数報告され、投資家行動の非合理性が指摘されている。こうした批判をうけ投資家の心理的バイアスを考慮した理論が、行動ファイナンス理論である。本研究では、心理的バイアスの1つである横並び行動を取り上げ、市場への影響を分析する。横並び行動に関する重要な要素として、近傍者数、社会ネットワーク、閾値ルールなどがあげられるので、これらを変更してその影響を評価する。シミュレーション結果より、横並び行動をするエージェントが多い市場ほど市場価格が不安定になっており、トレンドが発生しやすいことがわかった。

Effect of Investors' Herding Behavior to Stock Market

KAORU TOYA,^{†1} FEI ZHAI,^{†1} SHEN KAN^{†1}
and EISUKE KITA^{†1}

In this research, we focus on the investor's herding behavior, one of the typical psychological biases in the behavioral finance. The aim of this study is to reveal the effect of the herding agents behavior to the artificial market behavior by using the artificial market simulation. The numerical results show that it's easy to bring about a trend when there are many herding agents in the market. We found out that the number of neighborhood agents and occurrence of a trend have an influence on a stock price fluctuation.

^{†1} 名古屋大学
Nagoya University

1. 緒 論

伝統的ファイナンス理論は「効率的市場仮説」に基づいている。そのような市場では、全ての情報は瞬時に完全に市場に反映され、市場価格はランダムウォークになるとされている。しかし、実市場の解析結果などから、効率的仮説市場では説明できない現象が多数報告され、その原因として人間行動の非合理性が指摘されている。こうした批判をうけ、投資家心理を考慮に入れた理論が、行動ファイナンス理論である。行動ファイナンス理論は認知心理学を基礎として、人間の判断の歪み(バイアス)から市場の挙動を説明しようとする¹⁾。

本研究では、認識バイアスの1つである横並び行動の影響について検討する。Welch²⁾は証券アナリストの買いと売り推奨について研究を行っており、アナリスト達はその時のコンセンサスに対し横並び行動をとっていると報告している。特に、アナリストは上昇トレンド時にはコンセンサスに強く従う傾向にあり、これが「バブル」の形成に繋がると示唆されている^{2),3)}。Lakonishokら⁴⁾もまたファンドマネージャーの投資行動を調べており、横並び行動が見られることを報告している。さらに、心理的要因と相場変動の特徴をまとめた研究もあり、横並び行動がバブルの発生や暴落の要因の1つであるという報告がなされている⁵⁾。他にも実際の取引市場における横並び行動がいくつか観察されており、それらについて加藤やダニエルらなどが簡単にまとめている^{6),7)}。

本研究では、投資家の横並び行動が市場に与える影響を検討するためにマルチエージェントシミュレーションを用いる⁸⁾。マルチエージェントシミュレーションでは、投資家をエージェントとして定義し、仮想的な取引による人工的な市場を構築する。また、Wattsは著書において、大きな流行が起きるための重要な要素として、近傍者数と閾値を挙げている。ここで近傍者数とは、人々が意思決定の際に注意を払う人数のことであり、閾値とはある人の影響のされにくさを示す値のことである。ワッツは、人による閾値のばらつきが大きな流行を生む要因の1つであると述べている。またワッツは、平均近傍者数と平均閾値を変化させ、いつ大規模なカスケードが起きるのかを分析している。ただしシミュレーションには、単純な構造を持つランダムグラフを用いている。その結果、皆の閾値が高すぎる場合、システムが十分に繋がっていない場合、システムが密に繋がりがすぎている場合などには、大規模な流行が起きないことがわかった。つまりネットワークの構造も、流行が起るか否かの大切な要素になっている⁹⁾。本研究でも近傍者数、閾値、ネットワーク構造に注目し、投資家の横並び行動が株価変動に与える影響について分析を行う。

エージェントの模倣行動とネットワーク構造に着目した研究として、Markose¹⁰⁾の研究

がある。Markose は、周囲を模倣するエージェントとネットワークの枝の動的張替を用いることで、ランダムネットワークから現実によく見られるネットワーク構成や特性が自然に発生することを明らかにしている。一方、本研究では複数の社会ネットワーク構造をあらかじめ与えた上でシミュレーションを行い、ネットワーク構造の違いによる市場への影響を比較しており、先述した研究とは大きな違いがある。

また、人工市場を用いて投資家の横並び行動を検証した研究として Hoffmann¹¹⁾ があるが、この研究ではネットワーク構造は考慮されていない。また、実験に用いるエージェントの数が 100 個体となっているが、本研究ではシミュレーションにエージェントを 1000 個体用いており、より現実市場に近いシミュレーションが期待できる。

2. シミュレーションモデル

2.1 人工市場モデル

本研究では、多数のエージェントと取引市場からなる人工市場を構築する。エージェントはニューラルネットワークで定義された株価予測式を持っている。標準的な投資家（標準エージェント）、横並び行動する投資家（横並びエージェント）、ランダムに売買判断をする投資家（ランダムエージェント）の 3 種類の投資家をモデル化する。また、市場にはリスク資産と無リスク資産の 2 種類の資産が存在する。基本的なシミュレーションプロセスは次のとおりである¹²⁾。

- (1) エージェントは市場価格を予測する。
- (2) エージェントは注文量を決定する。
- (3) エージェントの注文は市場に集められて、板寄せ方式によって市場価格を決定する。
- (4) 取引結果を通知し、保有資産を更新する。
- (5) 必要に応じて、エージェントは予測式を再学習する。

取引市場では、今期市場価格の決定と資産取引を行い、市場価格の決定には板寄せ方式を用いる。

2.2 標準エージェント

エージェントの基本的なモデルについて説明する。各エージェントはニューラルネットワークで定義された予測式 F を持っており、実際の株価データから株価の予測式を学習する。さらに、予測式の再学習を確率的に行う。

時間 t における標準エージェント k の、予測形成と注文決定の具体的なプロセスは以下の通りである。

- (1) 予測式 F と独自の株価移動平均値 MA_t^k から、予想市場価格 \overline{P}_t を求める。
- (2) 過去の価格変動から、株式リスク σ^h を評価する。
- (3) 予測市場価格 \overline{P}_t と、独自の移動平均値 MA_t を比較してトレンド判断を行い、売買ポジションを判断する。
- (4) 株式リスク σ^h を考慮した注文量 Q_t を決定する。

2.2.1 予測式形成と市場価格予測

エージェント k は、 n_k 日移動平均値を予測材料とする¹²⁾。 n_k は $n_k = 1, 2, 3, \dots, 20$ より一様乱数で選択する。 t 日のエージェント k の移動平均値 MA_t^k を次式で定義する。

$$MA_t^k = \frac{P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-n_k}}{n_k} \quad (1)$$

エージェント k は、過去の市場価格 P の n_k 日移動平均値 MA_t^k を入力データ \vec{x} として学習と予測を行う。出力データは次のタイムステップの市場価格の予測値 \overline{P}_t^k とし、教師信号 $teacher_i$ は実際の市場価格とする。エージェント k の t 期における予測価格 \overline{P}_t^k は次式より求める。

$$\overline{P}_t^k = F(\vec{x}) \quad (2)$$

$$\vec{x} = \{MA_t^k, MA_{t-1}^k, \dots, MA_{t-l+1}^k\}^T \quad (3)$$

入力データ \vec{x} は、要素数が入力数 l で、要素が移動平均値 MA_t^k からなるベクトルである。また F は学習により得た予測式である。

2.2.2 株式リスクの評価

過去 20 期間 ($n = 20$) の価格変動から算出される価格 P のヒストリカルボラティリティ σ^h によって、株式リスクを評価する。 σ^h の定義式を以下に示す。

$$\sigma^h = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (u_t - \bar{u})^2 \cdot \sqrt{250}} \quad (4)$$

$$\bar{u} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n u_t, \quad u_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad (5)$$

2.2.3 注文の決定

各エージェントは、自身が予測した市場価格 \overline{P}_t と、独自の移動平均値 MA_t からトレンド判断を行い、売買ポジションを決定する。具体的には以下に示すように売買判断し、株式リスク σ^h を考慮した注文量 Q_t を決定する。ここで、 S_t はリスク資産を、 M_t は無リスク資産を表している。

- $\overline{P}_t > MA_t$ (上昇トレンドであると判断して, 買いポジションをとる)

$$Q_t = (M_t / \overline{P}_t) \frac{|\overline{P}_t - P_{t-1}| / P_{t-1}}{\sigma^h} \quad (6)$$

- $\overline{P}_t < MA_t$ (下降トレンドであると判断して, 売りポジションをとる)

$$Q_t = S_t \frac{|\overline{P}_t - P_{t-1}| / P_{t-1}}{\sigma^h} \quad (7)$$

2.2.4 資産量の更新

各エージェントは予測した市場価格と注文量を用いて, 市場取引に参加する. 取引が成立したエージェントは, 下に示す式によって資産量を更新する. ここで, Q_t^* は市場で取引が成立した注文量を表している.

- 買いポジションの場合

$$S_{t+1} = S_t + Q_t^*, M_{t+1} = M_t - P_t \cdot Q_t^* \quad (8)$$

- 売りポジションの場合

$$S_{t+1} = S_t - Q_t^*, M_{t+1} = M_t + P_t \cdot Q_t^* \quad (9)$$

2.3 横並びエージェント

横並びエージェントは, 近傍者の前時点での売買ポジションを調べ, 後述する閾値ルールで求める確率 α に従って, 多数派の意見に自分の意見を合わせる. 時間 t における横並びエージェント k の処理は以下の通りである.

- (1) 予測式 F と独自の株価移動平均値 MA_t^k から, 予想市場価格 \overline{P}_t を求める.
- (2) 過去の価格変動から, 株式リスク σ^h を評価する.
- (3) 予測市場価格 \overline{P}_t と, 独自の移動平均値 MA_t を比較してトレンド判断を行い, 売買ポジションを決定する.
- (4) 前時点 $t-1$ における近傍者の多数派ポジションを調べる. 自身の予測売買ポジションが多数派と異なる場合, 閾値ルールで決定される確率 α_t^k に従って売買ポジションを変更する. 変更した場合は, 式 (10) をもとに予測価格を修正する.

$$\overline{P(t)^k} = (1 - \alpha_t^k) \cdot \overline{P(t-1)^*} + \alpha_t^k \cdot \overline{P(t)^k} \quad (10)$$

ここで, α_t^k は閾値ルールから求める意思変更確率, $\overline{P(t)^k}$ は修正後の予測価格である. また $\overline{P(t-1)^*}$ は, 時間 $t-1$ で多数派ポジションを取った近傍者の平均予測価格 $\overline{P(t)^k}$ である.

- (5) 株式リスク σ^h とステップ (4) の結果より, 注文量 Q_t を決定する.

ここで, ステップ (4) が横並びエージェント独自の行動になる. 横並びエージェントはステップ (1) からステップ (3) までは標準エージェントと同じ行動をとるものとする. また,

ニューラルネットワークを用いた予測式形成や, 再学習, 保有資産の更新についても標準エージェントと同様である.

意思変更確率

時点 t における意思変更確率 α_t^k は次式で与えられる.

$$\alpha_t^k = f((R_{t-1}^k - T) \cdot G) \quad (11)$$

ここで, 関数 f はシグモイド関数であり, R_{t-1}^k は, 時間 $t-1$ における横並びエージェント k の近傍者のうち, 多数派ポジションを選んだ人数が, 近傍者総数に対して占める割合を表している. ただし多数派ポジションが複数ある場合は, その中からランダムにポジションを1つ選び出し, それを多数派ポジションとする. 本研究では $T = 0.5$, $G = 30$ としている.

近傍者の定義

近傍者を複雑ネットワークを用いて定義する. 各エージェントをネットワーク上の頂点に見立て, 自分自身と隣接している頂点を近傍者としている.

2.4 ランダムエージェント

ランダムエージェントとは, 売買の判断をランダムに決定するエージェントである. 時間 t におけるランダムエージェント k の処理は以下の通りである.

- (1) 予測式 F と独自の株価移動平均値 MA_t^k から, 予想市場価格 \overline{P}_t を求める.
- (2) 過去の価格変動から, 株式リスク σ^h を評価する.
- (3) $[0, 1]$ の一様乱数を発生させ, その数が 0.5 より大きい場合は買い, 0.5 より小さい場合は売り注文を行う.
- (4) ステップ (3) で定まった売買判断と, 株式リスク σ^h をもとに, 注文量 Q_t を決定する. ステップ (3) の売買の判断以外についての行動, ニューラルネットワークを用いた予測式形成, 再学習, 保有資産の更新は標準エージェントと全く同じである.

3. 数値実験

3.1 実験条件

本研究では, エージェント数が 1000 で, 3 種類のエージェントからなる人工市場でシミュレーションを行う. ランダムエージェントは 1000 個体のうちの 200 個体 (2 割) とし, 残り 800 個体の標準エージェントと横並びエージェントの割合を変更してシミュレーションする. 標準エージェント, 横並びエージェント, ランダムエージェントのそれぞれの個体数を NN, NH, NR とする.

エージェントは, まず自身の予測材料となる移動平均値の期間を 1 日から 20 日までラン

ダムに選択する．次に，過去の市場価格の移動平均値から自身の予測式を学習する．エージェントの学習回数は 3000 回で，学習率 $\epsilon = 0.05$ である．また，ニューラルネットワークの入力数は 5，中間層素子数は 10，出力層素子数は 1 である．訓練データ数は 100，予測期間は 200 期間とする．実験データとして，2006 年度の東証株価指数 (TOPIX) のデータを用いる．

エージェントはネットワークの各頂点に配置されている．本研究では，レギュラーネットワーク，スモールワールドネットワーク，ランダムネットワークの 3 種類のネットワークを考える．

本研究では，市場を構成するエージェントの割合，ネットワークの構成，平均近傍者数が以下の場合についてシミュレーションを行い株価変動へ与える影響を検証する．

- エージェント数

HH:NH:NR=0:800:200, 200:600:200, 400:400:200, 600:200:200, 800:0:200

- ネットワークの構成

レギュラーネットワーク, スモールワールドネットワーク, ランダムネットワーク

- 平均近傍者数

$D = 4, 6, 8, 10, 12, 14$

本研究では構成された人工市場について 5 回ずつシミュレーションする．そして各市場に対して，市場株価，株価変化率の評価を行う．

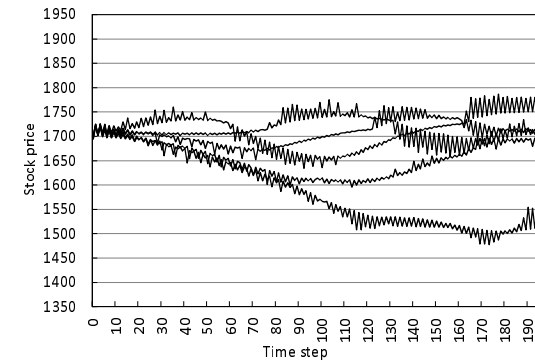
なお，株価変動率は次式で定義される．

$$Volatility = \frac{P(t) - P(t-1)}{P(t-1)} \cdot 100 \quad (12)$$

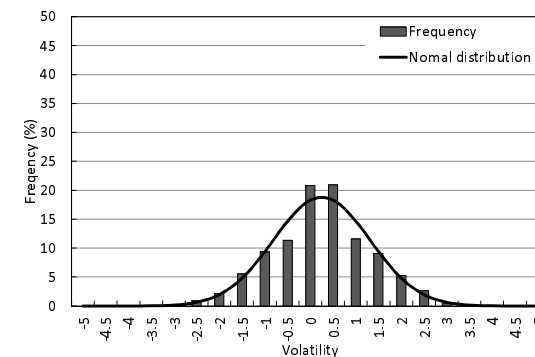
ここで $P(t)$ は，時間 t における市場価格である．

3.2 株価とエージェントの割合

実験結果より，横並びエージェントの割合が多い市場ほど，市場価格が不安定になっていることがわかった．特に横並びエージェントが占める割合が最も多い市場 (横並びエージェント数 800 個体の市場) では，どのネットワーク構成においても，株価が 1800 を超える上昇トレンドもしくは，1600 を下回る下降トレンドなどが起きていることが確認できた (図 1 ~ 図 3) ．表 1 は，ネットワークごとにトレンド発生回数をまとめたものである．市場のランダム性が増すほど (つまり，レギュラーネットワーク，スモールワールドネットワーク，ランダムネットワークの順に) ，トレンドの発生確率が高くなっていることがわかる．そして，ランダムネットワークでは必ず，市場価格が大きく上昇するか，下降していること

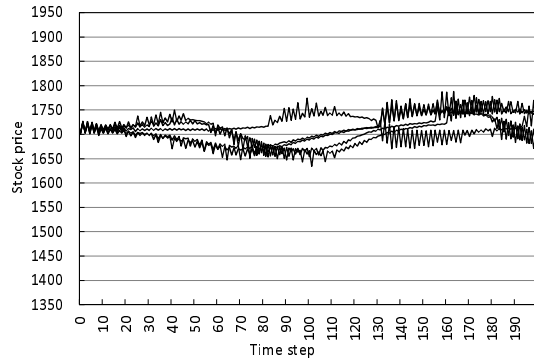


(a) Stock price

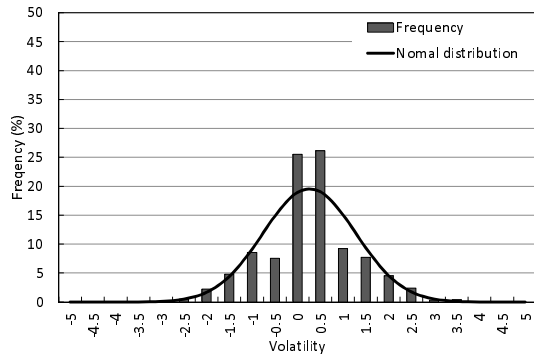


(b) Volatility

図 1 レギュラーネットワーク, $D = 4, NN = 0, NH = 800, NR = 200$
 Fig.1 Regular network, $D = 4, NN = 0, NH = 800, NR = 200$

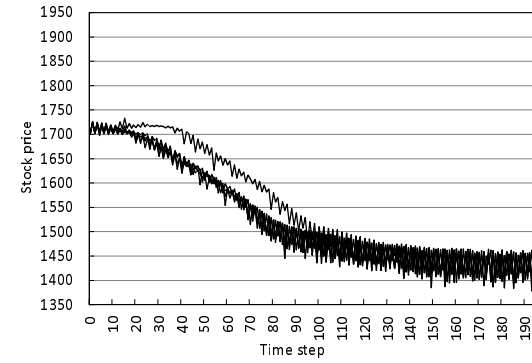


(a) Stock price

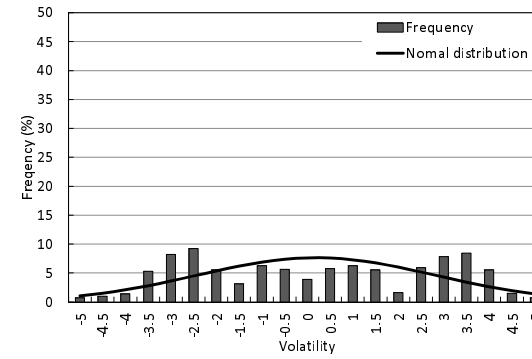


(b) Volatility

図 2 スモールワールドネットワーク, $D = 4$, $NN = 0$, $NH = 800$, $NR = 200$
 Fig.2 Small world network, $D = 4$, $NN = 0$, $NH = 800$, $NR = 200$



(a) Stock price



(b) Volatility

図 3 ランダムネットワーク, $D = 4$, $NN = 0$, $NH = 800$, $NR = 200$
 Fig.3 Random network, $D = 4$, $NN = 0$, $NH = 800$, $NR = 200$

表 1 30 回のシミュレーション中のトレンド発生回数 ($D = 4, 6, 8, 10, 12, 14$)
Table 1 Number of trends within 30 simulations ($D = 4, 6, 8, 10, 12, 14$)

Market				No. of trend
NN	NH	NR	Network	
0	800	200	Regular	3
			Small world	4
			Random	30

が確認できる。

また、横並びエージェントが占める割合が次いで多い市場（横並びエージェント数 600 個体の市場）でも、ランダムネットワークにおいて、トレンドの発生が起きていることが見て取れた。そして、横並びエージェントの割合が少なくなるほど、市場価格は安定する傾向にあることがわかる。この結果は、投資家の横並び行動がバブルの発生や暴落の要因の 1 つであるという報告と整合的である^{2),5)}。

4. 結 論

本研究では、行動ファイナンス理論で考慮される心理的バイアスの 1 つである横並び行動を取り上げ、人工市場モデルを用いて市場への影響を分析した。人工市場モデルとは、モデルの内部に価格決定メカニズムを持っており、自分なりのルールに基づいて資本を売買する投資家（エージェント）の行動が集積した結果、金融価格が決まるマルチエージェントシミュレーションモデルである。

横並び行動において大切な要素として、判断に影響を与える近傍者の数、社会ネットワーク構成、閾値ルール、などが報告されている。本研究では、投資家を社会ネットワークの頂点上に配置し、そのネットワークにおいて 1 本の枝を介して繋がっている相手を近傍者として定義している。横並びエージェントは、閾値ルールをもとに、確率的に近傍者らの売買判断に追随する。

エージェントはニューラルネットワークで定義された予測式を持ち、自身の予測材料である株価移動平均値から予測、及び学習を行う。さらに、各エージェントは予測式によって予測した今期の株価から投資行動の決定を行い、注文を行う。横並びエージェントは前期の近傍者の行動を参照し、横並び行動を起こす。株式市場では、エージェントから受け取った注文をまとめ、板寄せ方式にて今期の株価を決定し、エージェントの取引を成立させる。エージェントは市場での取引結果を受け、保有資産の更新と、確率的な予測式の再学習を行う。

以上の処理を繰り返すことにより、市場は発展する。

シミュレーション結果より、横並び行動をするエージェントが多い市場ほど市場価格が不安定になっており、トレンドが発生しやすいことがわかった。これは、投資家の横並び行動がバブルを引き起こすという実証報告と整合的である^{2),3),5)}。

本研究で用いたモデルは横並び行動の影響を分析しやすくするために、比較的簡単なモデル化を行っている。そのために今後の課題としては、より現実的な条件を考慮した複雑な市場において分析する必要がある。また、本研究では議論を十分に行うことができなかったネットワーク構成の違いが市場に与える影響について、さらに分析を深める必要がある。

参 考 文 献

- 1) 加藤英明 (編). 行動ファイナンス・理論と実践. 朝倉書店, 2003.
- 2) I. Welch. Herding among security analysts. *Journal of Financial Economics*, Vol.58, No.3, pp. 369–396, 2000.
- 3) ディディエ・ソネット, 森谷博之 (編). 入門 経済物理学 暴落はなぜ起こるのか? PHP 研究所, 2004.
- 4) J.Lakonishok, A.Shleifer, and R.W. Vishny. The impact of institutional trading on stock prices. *Journal of Financial Economics*, Vol.32, pp. 23–43, 1992.
- 5) 東京三菱銀行資金証券部. 行動ファイナンスによる相場変動の分析～相場変動と投資家心理～. *Focus on the Markets*, No.62, pp. 1–17, 2003.
- 6) 加藤英明. 株式市場における投資家の横並び行動. 南山経営研究, Vol.14, No.3, 2000.
- 7) K.Daniel, D.Hirshleifer, and SH. Teoh. Investor psychology in capital markets: evidence and policy implications. *Journal of Monetary Economics*, Vol.49, pp. 139–209, 2002.
- 8) 和泉潔 (編). 人工市場・市場分析の複雑系アプローチ. 森北出版社, 2003.
- 9) ダンカン・ワッツ, 辻竜平, 友知政樹 (編). スモールワールド・ネットワーク. 阪急コミュニケーションズ, 2004.
- 10) S.Markose, A.Alentorn, and A.Krause. Dynamic learning, herding and guru effects in networks. *Economics Discussion Papers*, No. 582, 2004.
- 11) AOI Hoffmann, editor. *Essays on the Social Dimensions of Investor Behavior*. PrintPartners Ipskamp, 2007.
- 12) 稲石良太, テキ非, 北栄輔. 自信過剰な投資家が株式市場に与える影響について. 情報処理学会研究報告. MPS, 数理モデル化と問題解決研究報告, Vol.17, pp. 33–36, 2008.
- 13) 増田直紀, 今野紀雄 (編). 複雑ネットワークの科学. 産業図書株式会社, 2005.